

SUPUBAO · 量化投研工程

A股量化策略 体检手册

回测上线前，逐条打勾的实操清单

- 12 章操作流程
- 25 页 · 12 张判定表与清单
- 0 元 · 可自由转载

速铺宝投研工程团队
2026 年 10 月 版 · supubao.com

目录

- 第 1 章 回测上线前的 7 项自查
- 第 2 章 交易成本精算
- 第 3 章 ST 与退市风险排雷
- 第 4 章 复权与数据对齐
- 第 5 章 资金流向：四类可回测的因子
- 第 6 章 打板与竞价的可成交性
- 第 7 章 筹码分布 (CYQ)
- 第 8 章 实盘复盘的 5 个工程细节
- 第 9 章 策略归因：钱到底被谁赚走了
- 第 10 章 Regime 过滤器：不对行情就空仓
- 第 11 章 样本外验证与 Walk-Forward
- 第 12 章 十二个高频问题
- 附录 A 回测上线前检查清单
- 附录 B 参数速查
- 附录 C Python 工具函数集
- 附录 D 这本手册怎么用

说明：本手册不含行情预测与个股推荐，只讲「怎么判断自己的策略是不是假的」。所有公式、阈值与结论均来自真实回测与实盘复盘。

第 1 章 回测上线前的 7 项自查

这一章是整本手册的骨架。下面 7 项，任何一项不通过，都不要把策略放进实盘。顺序不要跳：越靠前的项，造成的亏损越大、越难发现。

1.1 未来函数：三种最隐蔽的形态

未来函数是指在 t 时刻做决策时，引用了 t 时刻之后才产生的信息。明显的未来函数（比如直接用了明天的收盘价）容易发现，真正致命的是下面三种。

- 前复权因子的全局穿透：前复权价格是用最新分红因子往历史回溯算出来的。历史上的价格因此包含了未来的分红信息，在除权除息日前后会产生系统性失真。
- 财报公告日 vs 报告期截止日：三季报截止日是 9 月 30 日，但公告通常在 10 月中下旬。若回测在 10 月 1 日就使用三季报数据选股，等于提前 20 天拿到了未来数据。
- 撮合顺序颠倒：用当日收盘指标算信号，却以当日开盘价或收盘价成交，等于用「结果」决定「过程」。

【自检】自检动作：把回测中每一个数据字段的【产生时间】列出来，与【使用时间】逐行对比。任何 `use_time < available_time` 都是未来函数。

1.2 过拟合：三条识别铁律

给策略 10 个可调参数做网格搜索，几乎一定能在历史里找到一组「完美」参数。但那不是规律，是噪声。三条铁律帮你区分。

铁律	具体表现	判定
参数孤岛	参数=14 时收益极高，调到 13 或 15 收益腰斩	典型噪声拟合，弃用
IS/OOS 断崖	训练集（如 2018–2023）表现完美，样本外（2024–2026）无超额	无泛化能力，弃用
逻辑缺位	找不到收益来源的经济学解释（流动性溢价/情绪过度反应/财务恶化折价）	极易暴毙，慎用

真正有效策略，参数应当是一片「高原」而不是一根「尖峰」——相邻参数的表现应该平滑过渡，而不是断崖式衰减。

1.3 幸存者偏差：退市股去哪了

回测 10 年全赚钱，最常见的原因是：数据源里只有现在还活着的股票。那些退市的、被 ST 后暴跌 90

% 的标的，被悄悄「开除」出了样本。

正确的做法是按交易日构建 Point-in-Time 股票池：在 2020 年 3 月 1 日回测，就只能用 2020 年 3 月 1 日当天真实存在、且未退市的标的。

1.4 剩余四项

项	检查内容	不通过的后果
4 参数扰动	$\pm 20\%$ 扰动后收益是否崩塌	上线即失效
5 交易摩擦	佣金/印花税/过户费/冲击成本是否计入	毛利被吃光
6 可成交性	涨停/跌停/停牌日是否假设可成交	实盘买不到
7 数据对齐	周频/月频因子是否正确对齐到日频	超额凭空消失

【自检】全部 7 项通过，才进入实盘。任何一项「大概没问题」，等于没通过。

第 2 章 交易成本精算

交易摩擦是策略里唯一 100% 确定发生的负收益。它不会因为行情好坏而消失，换手越高，侵蚀越狠。

2.1 A 股三项刚性成本

成本项	费率	方向	说明
佣金	约 0.025% (万 2.5)	双边	买卖各收一次
印花税	0.05% (万 5)	单边	仅卖出时收
过户费	0.001% (万 0.1)	双边	沪深两市均收

上面是显性成本。真正的大头是隐性的冲击成本：日均成交额不足 5000 万的中小盘标的，单笔几万元的买单就可能把股价推高 0.5%–1.0%，卖出时同理。

2.2 年化磨损公式

设单边月换手率为 T ，本金为 C ，佣金 c 、印花税 s 、单边滑点 p ，则年化双边成交额为：

$$\text{annual_vol_double} = C * T * 12 * 2$$

年化摩擦成本为：

$$\text{friction} = \text{annual_vol_double} * (c + p) + (\text{annual_vol_double} / 2) * s$$

摩擦占本金的百分比即 $\text{friction} / C$ 。代入 $c=0.00025$ 、 $s=0.0005$ 、 $p=0.001$ ：

单边月换手	年化双边换手	年化摩擦占本金
50%	12 倍	约 2.3%
100%	24 倍	约 4.6%
300%	72 倍	约 13.7%
600%	144 倍	约 27.4%

【注意】读法：月换手 300% 的策略，必须先赚到 13.7% 的毛收益，才刚好不亏。这就是为什么「回测年化 50%、实盘半年亏 40%」会反复发生。

2.3 保本毛收益怎么算

上线前给自己一个硬指标：策略的年化毛收益必须 $>$ 年化摩擦成本 $\times 2$ 。只高一点点，说明所有超额都只是在给券商和税务打工。

```
def annual_friction(capital, monthly_turnover,
                    comm=0.00025, stamp=0.0005, slip=0.001):
    vol2 = capital * monthly_turnover * 12 * 2
    cost = vol2 * (comm + slip) + (vol2 / 2) * stamp
    return cost, cost / capital * 100

# 100 万本金，月换手 300%
annual_friction(1_000_000, 3.0) # -> 约 137,000 元 / 13.7%
```

第 3 章 ST 与退市风险排雷

小盘策略的收益，很大一部分来自「便宜」。但便宜里混着大量即将爆掉的标的。

3.1 静态名称过滤为什么必然失效

很多开源回测用 `ST` not in name` 过滤风险股。这读的是股票【最新简称】。一只 2022 年戴帽 *ST、连续跌停后 2024 年重整摘帽的股票，最新简称不含 ST，于是回测引擎在 2022 年依然把它放进买池——还因为 5% 涨跌幅限制算错了滑点和涨跌停价。

实测结论：在 10 年微盘反转回测中，混入历史 ST 样本会让年化名义收益虚抬 4%–7%，而这部分收益在实盘中受制于风控合规与流动性，根本拿不到。

3.2 PIT 动态过滤

正确做法：维护每日更新的 ST/停牌/退市整理期名单，在信号生成前做一票否决。

```
def filter_pit(df_universe, df_st_hist, df_suspend, trade_date):
    """按交易日动态剔除 ST/*ST、停牌、上市未满 60 日的标的"""
    st = set(df_st_hist.loc[df_st_hist.trade_date == trade_date, 'ts_code'])
    halt = set(df_suspend.loc[df_suspend.trade_date == trade_date, 'ts_code'])
    return df_universe[~df_universe.ts_code.isin(st | halt)].copy()
```

3.3 三个财务前兆

前兆	量化阈值	对应规则
净资产为负	期末归母净资产 < 0	退市风险警示
营收 + 利润双低	扣非净利润 < 0 且扣除后营收 < 1 亿	退市风险警示
审计非标	无法表示意见 / 否定意见	其他风险警示

【自检】把这三条做成季度扫描任务，比事后看公告早 1–2 个季度。

第 4 章 复权与数据对齐

4.1 前复权 vs 后复权

类型	算法	适用场景	风险
不复权	原始价格	模拟真实成交	除权日出现假跳空
前复权	当日收盘 $\times$ 当日因子 / 最新因子	看图、算收益	含未来分红信息
后复权	当日收盘 $\times$ 当日因子	长周期回测	价格数值失真

关键点：前复权是「以最新因子为基准往前推」，因此历史价格里混入了未来的分红。长周期回测中，这会制造出一个隐蔽的未来函数——在除权日前夕，信号会提前「知道」要分红。

4.2 频率错位

把周频因子用 `ffill` 填成日频，表面上看数据齐全了，实际是把「一周内的信息」重复使用了 5 次。结果是指标严重钝化，日频策略的超额被全部吃掉。

正确做法二选一：

- 降频：策略改为周频调仓，与因子频率一致。
- 重采样：用周内可得的最新日频数据构造因子，而不是 `ffill` 上一个周值。

```
# 错误：把周频值铺满整周
daily['factor'] = weekly['factor'].reindex(daily.index, method='ffill')

# 正确：仅在该周结束后才允许使用
daily['factor'] = weekly['factor'].reindex(
    daily.index, method='ffill', tolerance='7D')
```

第 5 章 资金流向：四类可回测的因子

资金流向数据人人都看，但能落成可回测因子的很少。下面四个定义可以直接用。

因子	数据源	定义	方向
龙虎榜席位	每日龙虎榜明细	特定游资席位净买入 / 流通市值	次日溢价，需扣衰减
北向持仓	沪深股通持股	持股市值周变化 / 流通市值	中期动量
融资余额背离	两融明细	融资余额 5 日变化 - 价格 5 日变化	背离即退潮
ETF 申赎	一级市场申赎	净申购额 / 基金规模	资金借道建仓

【注意】注意时效：北向资金自 2024 年 8 月起已停止披露日度数据，改为季度披露。任何依赖日度北向的策略都需要重新设计。

5.1 龙虎榜的两个坑

- 同名不同席：营业部名称会被合并统计，需要按席位 ID 而非文字匹配。
- 溢价衰减快：上榜次日溢价通常最高，第 3 日之后快速衰减，持仓周期必须短。

第 6 章 打板与竞价的可成交性

回测里天天涨停，实盘一股买不到——这是打板策略最典型的幻觉。

6.1 为什么回测「买得到」

回测引擎通常假设：只要当日开盘价 = 涨停价，就能按涨停价成交。但真实市场里，一字板意味着【没有任何卖单】，你的买单排在队尾，永远轮不到。

更糟的是幸存者偏差的反向版本：能让你买进去的涨停板，往往是炸板的前兆。结果回测里「买到的都是好票」，实盘里「买到的都是烂票」。

6.2 可成交性修正

情形	回测假设	正确修正
一字板	可买入	成交概率 ≈ 0 ，直接剔除
T 字板	可买入	按封单量/成交额估算概率
换手板	可买入	可成交，但需加滑点
跌停	可卖出	成交概率 ≈ 0 ，需延迟到次日

【自检】上线前必做：把回测中的每一笔成交，按当日分时数据回放一次，统计真实可成交比例。低于 60% 的策略不要上。

第 7 章 筹码分布 (CYQ)

筹码分布回答一个问题：现在持有这只股票的人，成本都在哪里？

指标	含义	用法
加权平均成本	全部持仓的成本重心	价格在其上为浮盈区
获利盘比例	当前价高于成本的比例	> 80% 需警惕抛压
5/15/50/85/95 分位成本	成本分布的各个分位	识别密集成交区
胜率	获利盘占比的经验映射	短线择时参考

7.1 为什么获利盘总是滞后

筹码模型用「衰减换手」估算历史持仓的存留比例。换手率越低，衰减越慢，历史筹码的权重就越大，导致指标对近期价格变化反应迟钝。

修正方向：对近期换手加权、对长期筹码做指数衰减，并根据个股实际换手率动态调整衰减系数，而不是全市场统一参数。

第 8 章 实盘复盘的 5 个工程细节

回测年化 50%、实盘却亏损，问题几乎都不在策略逻辑，而在这五处。

环节	典型故障	排查方法
数据	复权因子错、停牌日数据缺失	逐日核对数据行数与交易日历
撮合	信号与成交时点不一致	打印每笔的 signal_time / fill_time
滑点	统一按 0.1% 计算	按个股流动性分档设滑点
仓位	等权买入但资金不足	核对可用资金与冻结资金
监控	策略静默停止无人发现	设置心跳告警与净值偏离告警

【注意】最常见的单一原因：滑点用了个全市场统一的固定值。小盘股的滑点可能是大盘股的 5-10 倍，统一值等于给策略打了美颜滤镜。

第 9 章 策略归因：钱到底被谁赚走了

策略赚钱或亏钱，如果说不清是哪一部分贡献的，就等于没有策略——只是运气。归因不是给老板看的报表，是你决定「要不要继续跑」的唯一依据。

9.1 池级归因：哪个池子在赚钱

多池策略（例如 swing 池 + 情绪龙头池 + 因子池）最常见的病，是一个池子赚钱、另外两个池子把利润全部亏回去，而总净值看起来只是「不温不火」。

池	贡献收益	占比	诊断
swing 池	+18.4%	142%	真实盈利来源
emotion 池	-4.2%	-32%	拖累，需降权
alpha101 池	-1.3%	-10%	无效，建议下线
合计	+12.9%	100%	看似平稳，实则单腿走路

上表的读法：总收益 12.9% 看起来还行，但只有 swing 池在赚钱。一旦 swing 池失效，整个策略归零。这就是「单腿走路」的风险。

9.2 收益分解的四个层次

层次	分解方式	解决的问题
市场层	策略收益 - 指数收益	到底有没有超额
行业层	按行业拆分贡献	是不是押中了某个行业
个股层	按标的拆分贡献	是不是靠一只票
时间层	按月/季拆分	收益是否集中在少数时段

最需要警惕的是「个股层集中」：如果 60% 的收益来自 3 只股票，那不是策略有效，是运气好。下次这三只票不涨，策略就废了。

9.3 胜率与盈亏比必须一起看

只有胜率没有盈亏比，是最常见的自我欺骗。

组合	胜率	盈亏比	期望	结论
A	70%	0.4	$0.70 \times 0.4 - 0.30 \times 1 = -0.02$	看似很准，实际负期望

B	40%	2.0	$0.40 \times 2.0 - 0.60 \times 1$ $= +0.20$	胜率低但赚钱
C	55%	1.2	$0.55 \times 1.2 - 0.45 \times 1$ $= +0.21$	较稳健

【自检】任何策略上线前，先算出期望值。期望为负的策略，胜率再高也不要跑。

第 10 章 Regime 过滤器：不对行情就空仓

同一个策略，在趋势市赚钱、在震荡市亏钱，这不是策略的问题，是用错了环境。Regime 过滤器的作用就一句话：判断当前是什么行情，不对就空仓。

10.1 三个可量化的 Regime 指标

维度	指标	判定	含义
波动	20 日年化波动率	> 历史 70 分位 → 高风险	波动放大，止损频繁触发
趋势	指数 20/60 日均线关系	20 日 < 60 日 → 下行	趋势策略应减仓
情绪	涨停家数 / 跌停家数	< 1 → 情绪冰点	打板策略应停手

三个指标不必同时满足。实践中的做法是：任意两项触发，就降低仓位；三项同时触发，空仓。

10.2 实现要点

- 指标必须用当日收盘后可得的数据，不能用未来数据。
- Regime 判定要有滞后容忍：不要因为一天的数据就切换状态。
- 空仓本身也是仓位决策，要记录空仓期间的机会成本。

```
def regime_filter(idx_df, lookback=20, hi=0.7):
    vol = idx_df['close'].pct_change().rolling(lookback).std() * (244 ** 0.5)
    vol_rank = vol.rolling(250).rank(pct=True)
    ma20 = idx_df['close'].rolling(20).mean()
    ma60 = idx_df['close'].rolling(60).mean()
    high_vol = vol_rank > hi
    downtrend = ma20 < ma60
    score = high_vol.astype(int) + downtrend.astype(int)
    # 0=正常 1=减仓 2=空仓
    return score.clip(0, 2)
```

【注意】过滤器最容易犯的错：用全样本统计分位数（vol_rank 用了未来数据）。必须用滚动窗口，只看当日之前的信息。

第 11 章 样本外验证与 Walk-Forward

11.1 为什么普通交叉验证在时序上无效

机器学习的 K-Fold 会随机打乱样本。但时间序列不能打乱——用 2024 年的数据训练、预测 2020 年，是彻底的作弊。更隐蔽的是：相邻样本之间存在信息重叠，即使用时间切分，边界处仍会泄漏。

11.2 三种可用的验证方式

方式	做法	优点	缺点
单次 IS/OOS	前 70% 训练，后 30% 验证	简单直观	只验证一次，偶然性大
Walk-Forward	滚动窗口，逐步向前推进	模拟真实使用	计算量大
Purged K-Fold	分块 + 清除边界重叠样本	样本利用率高	实现复杂

实务建议：先用 Walk-Forward 做主验证，再用 Purged K-Fold 做稳健性交叉检验。两者结论一致，才值得相信。

11.3 参数衰减跟踪

Walk-Forward 每推进一个窗口，都会重新寻优一次参数。把每次寻优得到的参数画成曲线：

- 参数稳定 → 策略捕捉到了真实规律。
- 参数剧烈跳动 → 说明每个窗口都在拟合不同的噪声，策略不可用。
- 参数单调漂移 → 市场结构在变化，需要重新设计因子。

【自检】参数衰减是最灵敏的过拟合探测器。它比收益曲线更早报警。

第 12 章 十二个高频问题

Q1 回测夏普 3.0，实盘亏钱，最可能是什么原因？

按概率排序：未来函数（40%）、滑点低估（25%）、幸存者偏差（15%）、过拟合（15%）、其他（5%）。先查前三项，通常就能找到问题。

Q2 策略要多少年回测才够？

至少覆盖一轮完整牛熊。A 股大致是 2015 牛、2018 熊、2019–2021 结构牛、2022–2024 调整。少于 5 年，你验证的只是某一种行情。

Q3 因子越多越好吗？

不是。因子之间高度相关时，增加因子只会增加过拟合概率。经验值：日频选股 5–15 个低相关因子已经足够，超过 30 个基本是在拟合噪声。

Q4 换手率多少算合理？

月换手 50%–150% 是相对安全的区间。超过 300%，摩擦成本会吃掉大部分超额（见第 2 章）。

Q5 小市值因子还能用吗？

能用，但必须叠加流动性和 ST 过滤。纯小市值排序在 2017 年和 2024 年都出现过大幅回撤，原因是监管与流动性环境变化。

Q6 为什么我的策略在样本外完全失效？

三种可能：① 样本内调参过度；② 样本外期间市场结构变了；③ 因子本身是伪相关。区分方法：看参数是否稳定（第 11 章）和因子是否有经济学解释。

Q7 要不要做空？

A 股个股做空成本高、券源稀缺。多数策略做空只在股指期货层面，个股层面建议先不考虑，把多头做扎实。

Q8 回测用复权还是不复权？

算收益用后复权，模拟成交价用不复权 + 复权因子换算。前复权只用于看图。

Q9 滑点设多少合适？

不要设统一值。按日均成交额分档：>10 亿用 0.05%，1–10 亿用 0.1%，1 亿以下用 0.3%–1%。这是

这本手册里最容易被忽略、代价最大的一条。

Q10 怎么判断策略失效了？

三个信号：① 连续 3 个月跑输基准；② 因子 IC 连续 20 日为负；③ 参数漂移到历史区间之外。任一出现就该停下来检查，而不是「再等等看」。

Q11 要不要自己写回测框架？

第一年建议用现成框架（backtrader / vnpy / qlib），把精力放在因子和验证上。当你发现框架的撮合逻辑无法满足需求时，再自己写。

Q12 最重要的一个建议是什么？

把「证明策略是假的」当成默认假设，而不是「证明策略是真的」。前者让你活下来，后者让你亏钱。

附录 A 回测上线前检查清单

打印这一页，贴在显示器边上，每一项打勾才能上线。

- ☐ 所有数据字段的 available_time 都晚于 use_time
- ☐ 前复权仅用于画图，回测使用后复权或不复权
- ☐ 财务数据按公告日而非报告期对齐
- ☐ 股票池为 Point-in-Time，含已退市标的
- ☐ ST/停牌/退市整理期按交易日动态剔除
- ☐ 样本内外严格切分，OOS 期间未参与任何调参
- ☐ 参数 $\pm 20\%$ 扰动后收益不崩塌
- ☐ 佣金、印花税、过户费已计入
- ☐ 滑点按个股流动性分档，非统一值
- ☐ 涨跌停/一字板按真实成交概率修正
- ☐ 周频/月频因子未用 ffill 铺到日频
- ☐ 已完成一次分时回放，真实可成交比例 $> 60\%$

附录 B 参数速查

参数	常用取值	说明
佣金	0.00025	万 2.5，双边
印花税	0.0005	万 5，仅卖出
过户费	0.00001	万 0.1，双边
滑点（大盘）	0.0005	日均成交 > 10 亿
滑点（中盘）	0.001	日均成交 1-10 亿
滑点（小盘）	0.003-0.01	日均成交 < 1 亿
无风险利率	0.02	夏普比率计算用
年化交易日	244	A 股平均

附录 C Python 工具函数集

下面这些函数可以直接复制使用。全部只依赖 pandas 与 numpy。

C.1 年化摩擦成本

```
def annual_friction(capital, monthly_turnover,
                    comm=0.00025, stamp=0.0005, slip=0.001):
    vol2 = capital * monthly_turnover * 12 * 2
    cost = vol2 * (comm + slip) + (vol2 / 2) * stamp
    return cost, cost / capital * 100
```

C.2 PIT 动态剔除

```
def filter_pit(df_universe, df_st_hist, df_suspend, trade_date):
    st = set(df_st_hist.loc[df_st_hist.trade_date == trade_date, 'ts_code'])
    halt = set(df_suspend.loc[df_suspend.trade_date == trade_date, 'ts_code'])
    return df_universe[~df_universe.ts_code.isin(st | halt)].copy()
```

C.3 分档滑点

```
def slip_by_liquidity(amount_20d):
    """amount_20d: 20 日日均成交额（元）"""
    if amount_20d > 1e9: return 0.0005
    if amount_20d > 1e8: return 0.001
    if amount_20d > 2e7: return 0.003
    return 0.01
```

C.4 参数扰动检验

```
def perturb_test(strategy_fn, base_params, pct=0.2, n=5):
    """返回 (最优收益, 最差收益, 稳健性比值)"""
    rets = []
    for k, v in base_params.items():
        for m in (-pct, 0, pct):
            p = dict(base_params)
            p[k] = v * (1 + m)
            rets.append(strategy_fn(**p))
    best, worst = max(rets), min(rets)
    return best, worst, (worst / best if best else 0)
```

C.5 Regime 打分

```
def regime_score(idx_df, lb=20, hi=0.7):  
    vol = idx_df['close'].pct_change().rolling(lb).std() * (244 ** 0.5)  
    high_vol = vol.rolling(250).rank(pct=True) > hi  
    ma20 = idx_df['close'].rolling(20).mean()  
    ma60 = idx_df['close'].rolling(60).mean()  
    down = ma20 < ma60  
    return (high_vol.astype(int) + down.astype(int)).clip(0, 2)
```

C.6 策略期望值

```
def expectancy(win_rate, win_ratio):  
    """win_ratio = 平均盈利 / 平均亏损"""  
    return win_rate * win_ratio - (1 - win_rate)
```

【注意】这些函数是「检查工具」，不是「赚钱工具」。它们只能帮你排除坏策略，不能帮你找到好策略

附录 D 这本手册怎么用

不建议从头读到尾，而是按你的实际阶段取用：

- 策略还没上线 → 直接用附录 A 的清单逐项过一遍。
- 策略已上线但在亏 → 先看第 2 章（成本）和第 8 章（工程细节）。
- 想验证是不是过拟合 → 第 1 章 + 参数扰动。
- 做小盘/微盘 → 第 3 章（ST 排雷）和第 6 章（可成交性）。

关于这本手册

这本手册来自 supubao.com 上的 32 篇实证文章，是把其中的方法论压缩、去重、重排成可执行流程的结果。所有公式与阈值均来自真实回测与实盘复盘，不含预测性结论。

手册会随新文章持续更新。你拿到的这一版是 2026 年 10 月 版。

后续更新、更深的策略归因报告，在知识星球「勇哥量化实证」里每周发布。

转载、合作、勘误：liziyong@supubao.com

免责声明：本手册为技术方法论资料，不构成任何投资建议，不推荐任何具体标的。量化策略存在本金损失风险，请自行评估并承担相应后果。

继续往下看

手册讲的是通用方法。如果你想看「真实策略的体检报告」——池级归因、逐票滑点、Regime 过滤器、OOS 验证流程，每周一份，在知识星球「勇哥量化实证」发布。

supubao.com/ebook

liziyong@supubao.com